SMARTICS Journal, Vol.12 No.02, 2026. p18-124
ISSN online: 2476-9754, ISSN print: 2623-0429
DOI : https://doi.org/10.21067/smartics.v12i2.14644

Klasifikasi Menentukan Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBOOST) Berdasarkan Citra

Ahmad Saiful Anwar Akia Maulidhany[a], Anang Aris Widodo[b], Muslim Alamsyah[c]
[a,b,c]Universitas Merdeka Pasuruan,Idonesia.
[*]correspondence email : akiamaulidhany@student.unmerpas.ac.id

Abstract*—Edible bird's nest is a high-value export commodity whose market price heavily depends on physical qualities such as color, cleanliness, and cup shape. Conventional quality determination in the field still relies on manual visual observations, which are highly susceptible to subjectivity, human error, and prolonged operational time. This study proposes an automated classification system framework using digital image processing and the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm to evaluate the quality standards of edible bird's nests objectively and non-destructively. The computational feature extraction focused on four main parameters: color (mean grayscale), shape (circularity), structural integrity (solidity), and cleanliness (purity). Utilizing a dataset of 1,005 images categorized into Premium, Standard, and Low classes, the quantitative performance of the XGBoost model was evaluated. The testing results demonstrated a flawless training accuracy of 100.00% and an overall test accuracy of 80.60%. The algorithm proved highly sensitive in identifying the Standard class with a recall value of 0.86, and robust in isolating the Low class with a precision of 0.82. Comprehensively, this hybrid approach integrating image processing and XGBoost successfully minimizes human subjectivity and provides a precise quality standardization solution for the edible bird's nest industry.

***Index Terms*— Edible Bird's Nest; Digital Image Processing; XGBoost; Feature Extraction; Quality Classification.**

Abstrak*–Sarang burung walet merupakan komoditas ekspor bernilai tinggi yang harganya sangat bergantung pada kualitas fisik, seperti warna, kebersihan, dan bentuk mangkok. Penentuan kualitas di lapangan secara konvensional masih mengandalkan observasi visual manual yang rentan terhadap tingkat subjektivitas tinggi, kesalahan manusia (human error), dan waktu operasional yang lama. Penelitian ini mengusulkan kerangka sistem klasifikasi otomatis menggunakan pendekatan pengolahan citra digital dan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) untuk mengevaluasi standar mutu sarang burung walet secara objektif dan non-destruktif. Tahapan ekstraksi fitur dilakukan secara komputasional terhadap empat parameter utama, yaitu warna (mean grayscale), bentuk (circularity), keutuhan (solidity), dan kebersihan (purity). Menggunakan himpunan data sebanyak 1.005 citra yang diklasifikasikan ke dalam kelas Premium, Standar, dan Rendah, model XGBoost dievaluasi kinerjanya secara kuantitatif. Hasil pengujian mendemonstrasikan tingkat akurasi pelatihan (training accuracy) yang sempurna sebesar 100,00%, serta akurasi pengujian keseluruhan (overall test accuracy) mencapai 80,60%. Algoritma ini terbukti sangat peka dalam menjaring kelas Standar dengan nilai recall 0,86, dan tangguh dalam mengisolasi kelas Rendah dengan nilai presisi 0,82. Secara komprehensif, pendekatan hibrida antara pengolahan citra dan XGBoost ini terbukti mampu meminimalkan subjektivitas penilaian manusia serta memberikan solusi standardisasi mutu yang presisi bagi industri sarang burung walet.

***Kata Kunci*— Sarang Burung Walet; Pengolahan Citra Digital; XGBoost; Ekstraksi Fitur; Klasifikasi Mutu.**

I. PENDAHULUAN

Sarang burung walet merupakan salah satu komoditas ekspor unggulan Indonesia yang memiliki nilai ekonomi sangat tinggi, di mana mutu fisik seperti kebersihan warna dan bentuk mangkok sangat menentukan harga jual di pasar global [1]. Guna menjaga kualitas dan kuantitas produksi secara komersial, para peternak atau pelaku usaha dituntut untuk menerapkan pola pemeliharaan habitat yang sesuai dengan standar tata kelola [2]. Standardisasi penentuan mutu ini menjadi tahapan vital sebelum produk didistribusikan ke pasar mancanegara guna mempertahankan daya saing dan kepercayaan konsumen. Namun pada kenyataannya, proses penentuan kualitas atau penyortiran sarang burung walet di

lapangan saat ini masih didominasi oleh metode manual yang mengandalkan pengamatan visual manusia . Praktik penyortiran konvensional ini memiliki kelemahan yang signifikan karena tingkat subjektivitasnya yang tinggi, sangat bergantung pada ketelitian dan tingkat kelelahan pekerja, serta memakan durasi operasional yang lama. Ketergantungan penuh pada tenaga manusia ini rentan terhadap kesalahan (human error), yang pada akhirnya memicu ketidakkonsistenan pelabelan mutu dan berpotensi menimbulkan kerugian finansial baik bagi pihak pengepul maupun pembeli [3].

Sebagai upaya untuk mengatasi subjektivitas dalam proses grading, berbagai pendekatan teknis sebelumnya telah diuji. Salah satunya adalah pengujian laboratorium menggunakan metode spektrofotometri untuk menganalisis ambang batas kandungan senyawa kimia nitrit pada sarang. Sayangnya, prosedur laboratorium semacam ini dinilai kurang efisien, mahal, dan bersifat merusak sampel (destructive) jika diaplikasikan untuk industri skala besar [4]. Di ranah otomatisasi komputasi, pendekatan logika kabur (fuzzy logic) juga mulai diterapkan untuk memprediksi kelas kualitas sarang walet [5]. Kendati demikian, penggunaan algoritma penambangan data (data mining) konvensional seperti K-Nearest Neighbor (KNN) terbukti masih memiliki batasan akurasi ketika memproses data karakteristik sarang walet yang memiliki sebaran tidak linear dan berpola rumit [3].

Guna mengatasi kelemahan metode perusakan fisik dan keterbatasan analisis data konvensional tersebut, penerapan teknologi visi komputer (*computer vision*) melalui pengolahan citra digital hadir sebagai solusi alternatif yang menjanjikan. Pengolahan citra digital mampu mengonversi parameter visual fisik sarang menjadi data numerik secara terukur, objektif, dan yang paling penting bersifat non-destruktif [6]. Pemanfaatan algoritma *deep learning* untuk analisis citra komoditas ini telah berkembang pesat; misalnya penggunaan arsitektur U-Net yang sukses mengisolasi bintik kotoran pada permukaan sarang walet meskipun dengan kondisi intensitas cahaya yang tidak homogen [7]. Selain itu, metode *transfer learning* berbasis arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) seperti MobileNetV2 juga dinilai sangat andal dalam memetakan kualitas fisik sarang secara visual [8].

Meskipun pengolahan citra digital menawarkan banyak keunggulan, tantangan utama pada klasifikasi komoditas ini terletak pada adanya kemiripan visual yang sangat tipis antar-kelas kualitas. Perbedaan yang sangat samar antara sarang yang bersih sempurna, berbulu ringan, hingga berbulu sedang menuntut sistem untuk menggunakan metode komputasi dengan tingkat ketajaman analitis yang tinggi [9]. Oleh karena itu, pendekatan model hibrida yang mengombinasikan fitur ekstraksi citra dengan algoritma klasifikasi berbasis pohon keputusan terbukti memberikan efisiensi serta performa yang superior untuk mengenali pola gambar multidimensi secara tepat [10].

Untuk mengeksekusi kompleksitas klasifikasi fitur visual tersebut dengan komputasi yang ringan, algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) diusulkan sebagai metode yang paling ideal. Algoritma XGBoost diakui keunggulannya dalam menangani data berdimensi kompleks, memiliki kecepatan komputasi tinggi, serta dilengkapi mekanisme regulasi bawaan yang efektif untuk mencegah terjadinya overfitting [11]. Keandalan algoritma XGBoost telah dibuktikan di berbagai domain riset terapan, mulai dari klasifikasi pemetaan kualitas air minum [12] hingga pemodelan status kualitas udara [13]. Kinerja klasifikasi dari metode ini juga dapat didorong secara maksimal untuk memperoleh nilai metrik evaluasi terbaik melalui teknik optimasi hyperparameter seperti Optuna [14]. Fleksibilitas komputasi ini menjadikan XGBoost sangat tangguh untuk memisahkan objek komoditas hayati yang memiliki kemiripan fitur visual tinggi [15]. Berdasarkan urgensi permasalahan dan keandalan teknologi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi otomatis guna menentukan standar mutu sarang burung walet secara cepat dan presisi menggunakan algoritma XGBoost berdasarkan pengolahan citra digital.

Penentuan kualitas sarang burung walet memiliki peran krusial dalam menjaga nilai ekonomi komoditas ekspor di pasar global [1]. Praktik standardisasi mutu di lapangan saat ini umumnya masih bergantung pada inspeksi visual secara manual, yang terbukti rentan terhadap tingginya subjektivitas dan human error [3]. Meskipun beberapa penelitian terdahulu telah mengusulkan pengujian analitik berbasis laboratorium, seperti analisis spektrofotometri untuk mendeteksi senyawa nitrit, metode tersebut dinilai tidak efisien untuk industri skala besar karena memakan waktu lama dan bersifat merusak fisik sampel atau destructive [4].

Sebagai alternatif non-destruktif, pendekatan otomasi berbasis komputasi seperti logika kabur (fuzzy logic) mulai diimplementasikan untuk memprediksi kelas kualitas sarang secara otomatis [5]. Sayangnya, penggunaan algoritma klasifikasi konvensional seperti K-Nearest Neighbor (KNN) kerap mengalami kendala akurasi saat dihadapkan pada pola sebaran data sarang walet yang berdimensi rumit dan tidak linear [3]. Oleh karena itu, adopsi teknologi visi komputer (computer vision) dan pengolahan citra digital menjadi solusi strategis karena mampu mentransformasikan karakteristik visual fisik komoditas menjadi data numerik yang terukur dan objektif [6].

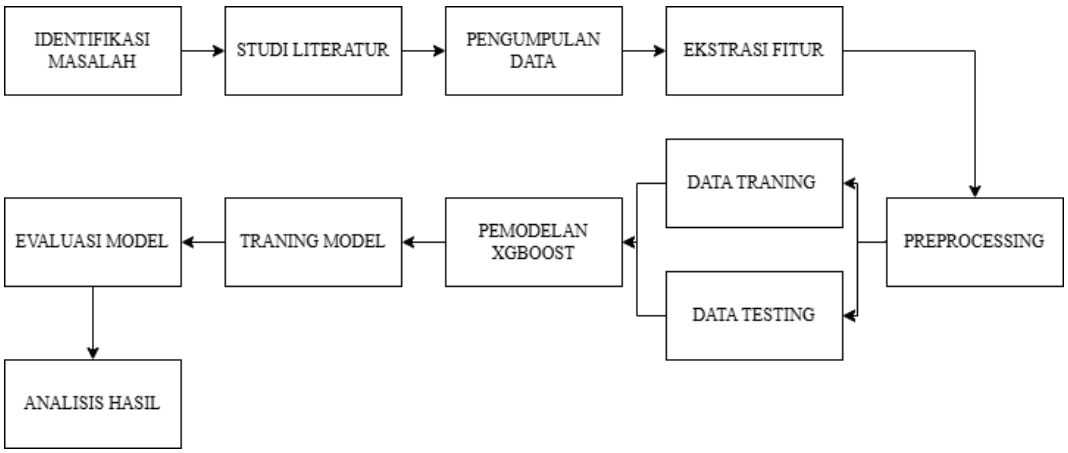
Pemanfaatan algoritma *deep learning* dalam analisis citra sarang walet telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, seperti penggunaan arsitektur U-Net untuk isolasi kontaminan pengotor [7] maupun *transfer learning* berbasis CNN untuk klasifikasi mutu, Kendati demikian, arsitektur *deep learning* tersebut umumnya membutuhkan beban komputasi perangkat keras yang masif dan ketersediaan *dataset* berskala besar [8]. Untuk menjembatani hal ini, pendekatan model hibrida yang mengombinasikan fitur ekstraksi citra dengan algoritma klasifikasi berbasis pohon keputusan (*decision tree*) terbukti lebih tangguh dan efisien dalam mengenali pola multidimensi secara ringan dan akurat [10], [16].

Untuk menangani kompleksitas klasifikasi fitur visual yang memiliki kemiripan sangat tipis antar-kelas mutu, algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) diusulkan sebagai metode yang ideal. XGBoost memiliki keunggulan berupa kecepatan komputasi tinggi dalam memproses data kompleks, mencegah *overfitting*, dan mengatasi ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) secara efektif [11]. Keandalan algoritma ini telah divalidasi luas di berbagai domain riset terapan, mulai dari pemetaan kualitas air hingga klasifikasi kualitas komoditas hayati [12], [15]. Dukungan transparansi interpretasi model (*explainability*) yang dimiliki XGBoost menjadikannya landasan komputasi yang sangat tepat untuk memecahkan problematika standardisasi mutu sarang burung walet secara presisi [17], [18].

II. METODE

A. Alur Penelitian.

Tahapan penelitian ini dirancang melalui serangkaian proses sistematis yang diawali dengan identifikasi masalah dan studi literatur guna membangun landasan teoretis serta merumuskan urgensi penelitian. Tahap operasional komputasi dimulai dengan pengumpulan data citra, yang kemudian dilanjutkan dengan tahap ekstraksi fitur untuk merepresentasikan karakteristik visual objek secara numerik. Matriks data tersebut selanjutnya melalui tahap pra-pemrosesan (*preprocessing*) sebelum akhirnya dipartisi menjadi dua himpunan independen, yakni data latih (*data training*) dan data uji (*data testing*). Kedua himpunan data ini menjadi fondasi utama dalam tahap pemodelan XGBoost, di mana algoritma secara komputasional menjalani proses pelatihan (*training model*). Kinerja dari arsitektur klasifikasi yang telah dilatih tersebut kemudian diukur secara kuantitatif pada tahap evaluasi model, dan rangkaian kerangka penelitian ini diakhiri dengan tahap analisis hasil guna menarik kesimpulan komprehensif terkait tingkat efektivitas dan akurasi sistem yang telah dibangun, yang secara visual digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

B. Pra-Pemrosesan.

Pada tahapan pra-pemrosesan (preprocessing), citra mentah (raw image) dalam format warna RGB dipersiapkan secara komputasional dengan mengubah resolusi spasialnya (resizing) menjadi dimensi standar 224x224 piksel guna menyeragamkan matriks masukan. Setelah itu, citra tersebut dikonversi ke dalam ruang warna keabu-abuan (grayscale) menggunakan pustaka OpenCV untuk mereduksi informasi warna visual yang tidak relevan sekaligus menyederhanakan matriks piksel. Citra hasil pra-pemrosesan ini kemudian diekstraksi untuk memetakan empat fitur numerik utama, yaitu fitur warna yang diukur berdasarkan nilai rata-rata tingkat kecerahan (mean grayscale), dan fitur bentuk (circularity) melalui proses biner pada nilai ambang batas (thresholding) 127. Selain itu, ekstraksi juga mencakup fitur

keutuhan (solidity) melalui perbandingan luas kontur asli dengan batas cembung terluar (Convex Hull), serta fitur kebersihan (purity) yang menghitung persentase kebersihan permukaan komoditas berdasarkan ambang batas piksel gelap di bawah nilai 100.

C.Evaluasi Model.

Matriks data terstruktur hasil kalkulasi fitur numerik tersebut kemudian memasuki tahapan pembagian data (data splitting) secara acak. Pembagian ini menggunakan proporsi 80% sebagai himpunan data latih (training set) yang berjumlah 804 citra, dan 20% sebagai himpunan data uji (testing set) yang berjumlah 201 citra. Tahap pelatihan model (model training) dieksekusi dengan mengumpankan himpunan data latih tersebut ke dalam arsitektur algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Algoritma hibrida berbasis pohon keputusan (decision tree) ini dipilih karena efisiensinya yang sangat tinggi dalam memproses struktur data berdimensi kompleks serta keandalannya dalam mencegah terjadinya fenomena overfitting (Oktaviani et al., 2025). Guna mengoptimalkan proses pembelajaran algoritma secara maksimal dan meminimalkan kesalahan identifikasi, teknik penalaan hiperparameter (hyperparameter tuning) melalui metode GridSearchCV turut diimplementasikan pada saat fase analisis berlangsung (Oktaviani et al., 2025).

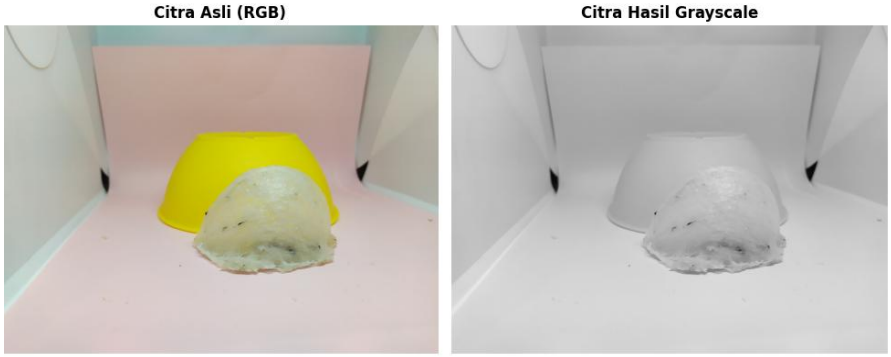
D. Pengujian dan Evaluasi.

Tahapan akhir dari kerangka metodologi ini adalah pengujian dan evaluasi kinerja (evaluation testing) dari model klasifikasi yang telah dilatih. Kinerja algoritma dianalisis secara kuantitatif dengan memprediksi kelas mutu pada himpunan data uji, kemudian memetakan hasilnya menggunakan instrumen matriks kebingungan (Confusion Matrix) untuk membandingkan tingkat keberhasilan tebakan sistem terhadap label aktual data. Parameter metrik evaluasi yang diukur secara komprehensif mencakup tingkat akurasi (Accuracy) untuk menilai kebenaran prediksi secara keseluruhan, serta presisi (Precision) untuk mengukur tingkat ketepatan identifikasi positif pada setiap kelas kualitas. Lebih jauh, pengujian ini juga mengukur tingkat kepekaan model melalui metrik Recall, serta menghitung nilai F1-Score untuk mendapatkan representasi harmonis yang menyeimbangkan rasio presisi dan sensitivitas sistem identifikasi.

III. PEMBAHASAN

A. RGB ke Grayscale.

Eksperimen dalam penelitian ini menggunakan himpunan data yang terdiri atas 1.005 citra digital sarang burung walet, yang diklasifikasikan ke dalam tiga tingkatan mutu komersial, yakni Kelas Premium (Label 0), Kelas Standar (Label 1), dan Kelas Rendah (Label 2). Sebagai tahapan inisial guna menyeragamkan dimensi ruang data, seluruh citra mentah (*raw images*) direduksi melalui proses pra-pemrosesan (*preprocessing*) menjadi dimensi standar beresolusi 224 x 224 piksel. Modifikasi ruang warna dari format RGB menjadi skala keabu-abuan (*grayscale*) juga diimplementasikan menggunakan pustaka OpenCV guna mereduksi redundansi informasi warna visual serta menyederhanakan kompleksitas komputasi matriks piksel. Seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses pengolahan citra dari RGB ke Grayscale

Tahapan operasional selanjutnya berfokus pada proses ekstraksi fitur secara manual guna memetakan representasi karakteristik fisik objek ke dalam metrik kuantitatif. Proses ekstraksi komputasional ini menghasilkan empat parameter fitur utama: (1) fitur warna (*mean grayscale*) untuk mengkalkulasi rata-rata intensitas kecerahan permukaan objek; (2) fitur bentuk geometri (*circularity*) guna mengevaluasi

tingkat kebulatan mangkok melalui teknik segmentasi biner dengan nilai ambang batas (*threshold*) sebesar 127; (3) fitur keutuhan struktural (*solidity*) yang diukur berdasarkan komparasi antara luas kontur aktual dan batas cembung terluar objek (*Convex Hull*); serta (4) fitur tingkat kebersihan (*purity*) untuk mengukur rasio area permukaan yang terbebas dari kontaminan berdasarkan ambang batas intensitas piksel gelap di bawah 100. Seluruh matriks numerik hasil komputasi dari keempat fitur tersebut kemudian diintegrasikan secara otomatis ke dalam sebuah kerangka data terstruktur (df_skripsi), di mana sampel representatif dari keseluruhan 1.005 baris data yang siap dijadikan masukan (*input*) bagi model *machine learning* tersebut diilustrasikan pada Tabel 1.

B. Sampel ekstraksi fitur.

Table 1. Sampel matriks hasil ekstraksi fitur.

No	*Warna*	*Bentuk*	*Keutuhan*	*Kebersihan*	**Kategori**
1	184	0,78	0,99	1	Bagus
2	159	0.78	0.91	1	Sedang
3	164	0.54	0.95	0.99	Rendah

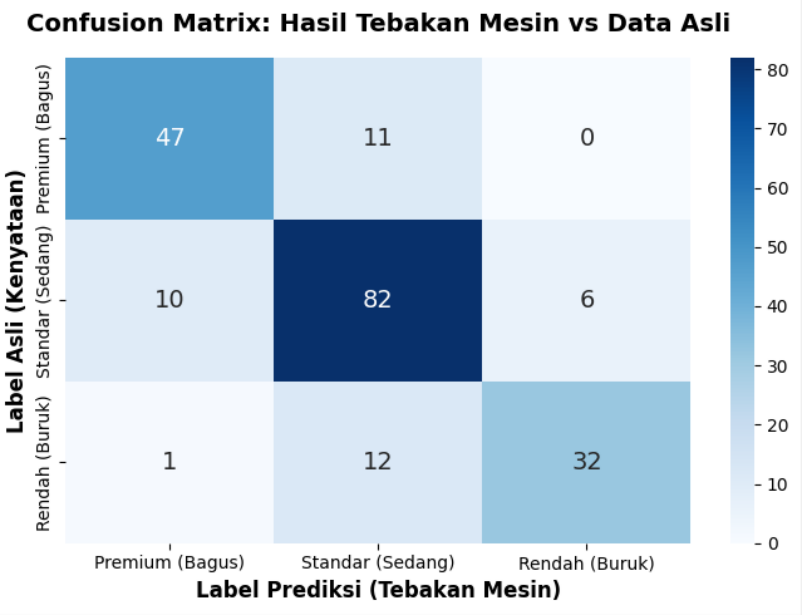
Representasi matriks data yang terangkum pada Tabel 1 selanjutnya dipartisi secara acak (*random splitting*) dengan menetapkan proporsi data uji (*test size*) sebesar **20%**. Konfigurasi pembagian ini menghasilkan himpunan data latih (*training set*) sebanyak 804 citra yang difungsikan untuk melatih kecerdasan arsitektur model, serta himpunan data uji (*testing set*) berjumlah 201 citra guna mengevaluasi validitas pengujian klasifikasi. Distribusi matriks data tersebut kemudian diumpankan ke dalam algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) untuk mengeksekusi proses pengklasifikasian secara komputasional. Berdasarkan analisis evaluasi kinerja, model XGBoost mendemonstrasikan performa komputasi yang sangat presisi pada fase pelatihan dengan pencapaian metrik *Training Accuracy* yang bersifat mutlak, yakni sebesar **100.00%**. Tingkat akurasi sempurna ini mengindikasikan bahwa algoritma tersebut memiliki kapasitas pembelajaran yang komprehensif dalam mengidentifikasi dan memetakan pola kombinasi fitur numerik secara optimal. Di sisi lain, model ini turut mempertahankan kapasitas generalisasi yang reliabel, ditandai dengan perolehan *Overall Test Accuracy* sebesar **80.60%** pada fase pengujian. Stabilitas performa prediktif pada himpunan data uji ini secara empiris mengonfirmasi keandalan arsitektur model ketika diimplementasikan pada objek observasi baru di luar sampel pelatihan. Pemaparan metrik evaluasi yang lebih komprehensif, mencakup parameter presisi (*precision*), kepekaan (*recall*), dan *F1-score* untuk masing-masing klaster mutu komersial, diuraikan secara terperinci pada Tabel 2.

C. Hasil model XGBoost.

Table 2. Hasil evaluasi klasifikasi model XGBoost.

Kelas Kualitas	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*	**Jumlah datset uji**
(Premium) 0	0.85	0.78	0.81	58
(Standar) 1	0.78	0.86	0.82	98
(Rendah) 2	0.82	0.73	0.78	45
Rata - rata	0.81	0.81	0.81	201

Kajian secara komprehensif mengenai karakteristik distribusi keputusan prediktif algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dalam mengklasifikasikan tingkatan mutu sarang burung walet, analisis evaluasi kinerja model tersebut direpresentasikan melalui pemetaan visual *Confusion Matrix* sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Confusion Matrix.

Berdasarkan visualisasi Confusion Matrix pada gambar 3, evaluasi metrik kinerja pada klaster Kelas Premium (Label 0) mendemonstrasikan nilai presisi (*precision*) sebesar 0.85 dan kepekaan (*recall*) sebesar 0.78. Tingkat presisi yang signifikan ini mengindikasikan keandalan arsitektur sistem dalam mereduksi rasio positif palsu (*false positive*), sehingga probabilitas komoditas bermutu rendah atau standar yang teridentifikasi secara keliru sebagai produk premium dapat diminimalkan secara optimal. Kendati demikian, pencapaian metrik *recall* pada angka 0.78 merepresentasikan adanya tingkat misklasifikasi sebesar 22%, di mana sejumlah observasi premium aktual diprediksi masuk ke dalam klaster Kelas Standar. Deviasi komputasional ini secara empiris dipicu oleh bias visual pada parameter ekstraksi fitur warna (*mean grayscale*) dan indeks kebersihan (*purity*). Sejumlah sampel premium menunjukkan intensitas kecerahan yang sedikit tereduksi atau memuat kontaminan minor pada ambang batas (*boundary*) yang berhimpitan langsung dengan distribusi karakteristik kelas standar.

Fenomena sebaliknya teramati pada observasi Kelas Standar (Label 1), yang mencatatkan nilai recall tertinggi pada level 0.86, diiringi dengan tingkat presisi moderat sebesar 0.78. Sensitivitas klasifikasi yang tinggi pada klaster ini memberikan implikasi positif pada tataran industrial, mengingat kapasitas model yang sangat responsif dalam menjaring komoditas kelas menengah secara komprehensif. Penurunan metrik presisi pada kelas ini disebabkan oleh posisinya yang bertindak sebagai wilayah konvergensi misklasifikasi dari dua kelas lainnya. Secara algoritmik, model memiliki tendensi untuk merelokasi sampel premium dengan defisiensi fisik minor, maupun sampel kelas rendah dengan spesifikasi geometri yang ekuivalen dengan metrik kelas menengah, ke dalam klaster prediksi Kelas Standar. Sementara itu, tinjauan kinerja pada Kelas Rendah (Label 2) menghasilkan metrik presisi sebesar 0.82 dan recall sebesar 0.73. Tingkat presisi komputasional yang solid ini mencerminkan ketangguhan algoritma XGBoost dalam mengisolasi objek sarang burung walet dengan spesifikasi substandar—seperti kerusakan struktural, anomali geometri, maupun tingkat kontaminasi tinggi—agar tidak bercampur dengan klaster mutu di atasnya. Adapun capaian recall sebesar 0.73 mengisyaratkan adanya deviasi prediksi, di mana sebagian sampel kualitas rendah terklasifikasi sebagai kelas standar. Berdasarkan analisis karakteristik citra mentah, anomali identifikasi tersebut didorong oleh variasi kerusakan fisik yang bersifat parsial; sejumlah sarang dengan tingkat pengotor signifikan terbukti masih meretensi nilai parameter bentuk (circularity) atau kepadatan struktural (solidity) yang memadai, sehingga XGBoost memetakannya ke dalam Kelas Standar. Secara komprehensif, integrasi pendekatan ekstraksi fitur digital berbasis OpenCV dengan algoritma klasifikasi XGBoost ini terbukti mampu memformulasikan kerangka penyortiran mutu sarang burung walet yang berimbang, objektif, dan berkinerja tinggi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost) yang diintegrasikan dengan pengolahan citra digital berbasis OpenCV terbukti berhasil mengklasifikasikan kualitas mutu sarang burung walet dengan sangat

baik. Melalui proses ekstraksi fitur secara manual (warna, bentuk, keutuhan, dan kebersihan) pada 1.005 citra , algoritma XGBoost menunjukkan kapasitas pembelajaran yang superior dengan pencapaian Training Accuracy sebesar 100.00% dan *Overall Test Accuracy* sebesar 80.60%. Model ini sangat peka dalam menjaring kelas standar (nilai recall 0.86) serta tangguh dalam mengisolasi komoditas kelas rendah agar tidak tercampur ke kualitas di atasnya (nilai precision 0.82). Secara keseluruhan, otomasi ini berhasil meminimalkan tingginya tingkat subjektivitas penilaian manusia pada metode penyortiran konvensional, sehingga dapat memberikan solusi yang objektif dan konsisten dalam standardisasi mutu komoditas.

V. DAFTAR PUSTAKA

[1] D. S. Dahlan, S. Rahbiah, and T. K. Husain, "Sarang Burung Walet (Studi Kasus pada Desa Lambara Harapan , Kecamatan Burau , Kabupaten Luwu Timur)," no. c, 2024.

[2] D. S. Wahyuni, H. Latif, M. B. Sudarwanto, and C. Basri, "Pola Pemeliharaan Burung Walet Pada Pulau-Pulau Utama Penghasil Sarang Burung Walet Di Indonesia," *J. Sain Vet.*, vol. 40, no. 2, p. 117, Aug. 2022, doi: 10.22146/jsv.69112.

[3] M. Ismail and R. Yulvianda, "Penerapan Data Mining Dengan Metode K-Nearest Neighbor Terhadap Klasifikasi Sarang Walet," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, p. 1220, Jul. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6431.

[4] S. Afani, H. Kurniawan, and F. Nugraha, "Analisis Kandungan Nitrit pada Sarang Burung Walet (Edible-Nest Swiftlet) dari Kabupaten Sintang Menggunakan Metode Spektrofotometri Uv – Vis," *J. Pharmascience*, vol. 11, no. 1, p. 169, 2024, doi: 10.20527/jps.v11i1.17170.

[5] F. Agus, E. Sulfika, and G. Mahendra Putra, "Analisis Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 391–398, Apr. 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025129441.

[6] R. Hudaya *et al.*, "Journal Of Applied Computer Science And Technology (Jacost) SmartAgro-Spectral : Teknik Pengukuran Kandungan Nitrit Pada Sarang Burung Walet Berbasis Spektral Menggunakan Metode Regresi Linier," vol. 4, no. 2, pp. 118–123, 2023.

[7] Y. H. Yeo and K. S. Yen, "Impurities Detection in Intensity Inhomogeneous Edible Bird's Nest (EBN) Using a U-Net Deep Learning Model," *Int. J. Eng. Technol. Innov.*, vol. 11, no. 2, pp. 135–145, 2021, doi: 10.46604/IJETI.2021.6891.

[8] H. Anas, "Pengembangan model klasifikasi kualitas sarang burung walet berbasis CNN dengan transfer learning MobileNetV2," vol. 23, no. 1, pp. 73–88, 2026, doi: 10.24246/aiti.v23i1.73-88.

[9] S. Ahmad and S. -, "Analisis Cnn Untuk Klasifikasi Kebersihan Sarang Burung Walet," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6685.

[10] R. Song, T. Li, and Y. A. N. Wang, "Mammographic Classification Based on XGBoost and DCNN With Multi Features," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 75011–75021, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2986546.

[11] A. Oktaviani, B. Rahmat, and F. I. Komputer, "Optimasi Algoritma Xgboost Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Bb / Tb Menggunakan Gridsearchcv," vol. 9, no. 2, pp. 368–379, 2025.

[12] M. Dava Maulana *et al.*, "Algoritma Xgboost Untuk Klasifikasi Kualitas Air Minum," 2023. [Online]. Available: https://www.kaggle.com/datasets/adityak

[13] R. A. Prastika, I. M. Nur, and A. F. Ningrum, "Penerapan Metode eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) pada Klasifikasi Kualitas Udara Indonesia Menggunakan Augmentasi Data Conditional Generative Adversarial Network (CGAN) Indonesian Air Quality Classification Using Conditional Generative," pp. 403–416, 2023.

[14] M. I. Mazdadi *et al.*, "Peningkatan Akurasi Model Boosting Pada Prediksi Kesehatan Tidur Menggunakan Optuna," pp. 341–350, 2025.

[15] R. Ardeshirifar, "Automated Classification of Dry Bean Varieties Using XGBoost and SVM Models," pp. 1–8, 2024, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2408.01244

[16] P. Huang, V. Pham, Q. Nguyen, D. Thi, N. Anh, and V. Pham, "Gradient Boosting Machine and Object-Based CNN for Land Cover Classification," pp. 1–15, 2021.

[17] R. Y. Hayuningtyas, W. Yusnaeni, I. Darwati, S. Tania, and H. Abditama, "Penerapan Algoritma XGBoost Dalam Menganalisa Keberlanjutan Pelanggan Tour dan Travel," vol. 13, no. 2, pp. 25–32, 2025.

[18] K. D. Kusuma and M. Akbar, "Jurnal Resti," *Resti*, vol. 1, no. 1, pp. 19–25, 2023.